

Estudo sobre Séries Temporais e Machine Learning para a Identificação e Redução de Emissões de Gases de Efeito Estufa (GEE) no Brasil

Por Elaine Thamires Pereira e Giovana Vieira da Silva 18 de Novembro, 2024

Tópicos da Apresentação

Parte 1: Introdução

Parte 2: Problema de Negócio

Parte 3: Apresentação Técnica

Parte 4: Resultados

Parte 5: Conclusões

Introdução





Contextualizando:

- O Brasil é o sexto maior emissor de gases de efeito estufa (GEE) no mundo.
- Emissões de GEE impactam negativamente o clima, com consequências como eventos extremos, insegurança alimentar e crises hídricas.
- O aumento das emissões está ligado principalmente aos setores de Agropecuária, Energia e Mudança de Uso da Terra.

Relevância do Projeto:

- Contribuir para o alcance dos Objetivos de Desenvolvimento Sustentável (ODS), especialmente o ODS 13 Ação Contra a Mudança Global do Clima.
- Apoiar estratégias de desenvolvimento sustentável e cumprimento do Acordo de Paris, visando limitar o aquecimento global a 1,5°C.

Motivações e Justificativa

Estudo das emissões é essencial para políticas públicas e estratégias que contribuam para os Objetivos de Desenvolvimento Sustentável (ODS), especialmente o ODS 13 – Ação Contra a Mudança Global do Clima.

Cenário Global:

- Segundo o relatório Emissions Gap Report 2023 da UNEP, setembro de 2023 foi o mês mais quente da história, com temperaturas alcançando 1,8°C acima da média.
- Aumento da frequência e intensidade de eventos extremos, como enchentes e secas, além do degelo polar e elevação do nível do mar.
- Transformações imprevisíveis impactam diretamente segurança hídrica, alimentar e os ecossistemas.

Cenário Brasileiro:

- Em 2020, o Brasil emitiu 1.675,76 milhões de toneladas de CO₂e, representando entre 3,5% e 4,5% das emissões globais.
- Apesar da redução em relação às projeções, o país ainda enfrenta desafios estratégicos na redução das emissões e no cumprimento de metas ambientais, como as do Acordo de Paris.

Trabalhos Similares

Os estudos que embasam este projeto exploram diferentes abordagens para entender e prever emissões de gases de efeito estufa (GEE) por meio de séries temporais.

Pesquisas recentes, como a de Yiqi Luo (2023), demonstraram a eficácia de modelos avançados de previsão, como LSTM, ARIMA e Prophet, enquanto Mattei e Cunha (2020) utilizaram técnicas de cointegração e modelos de correção de erro para capturar dinâmicas de curto e longo prazo no Brasil. Por fim, Bisognin e Werner (2018) compararam ARIMA e Holt para prever tendências de emissões em diferentes países, oferecendo subsídios valiosos para análises comparativas.

	Yiqi Luo (2023)	Mattei e Cunha (2020)	Bisognin e Werner (2018)
Métodos	Modelagem com ARIMA, Prophet e LSTM.	Testes de estacionariedade (ADF, PP, GLS) e cointegração (Johansen e Engle- Granger).	ARIMA e suavização exponencial de Holt, com separação de períodos de ajuste e validação.
Resultados	LSTM apresentou maior precisão, menor MAE em comparação com ARIMA e Prophet.	Identificou relações de longo prazo entre variáveis cointegradas; capturou dinâmicas de curto prazo.	Previsões para 2020, 2025 e 2030, com avaliação rigorosa da acurácia (MAPE e RMSE).
3ase de Dados	Dados históricos de emissões globais (1750–2017).	SEEG, IBGE, DENATRAN (dados de emissões no Brasil, 1990–2017).	World Bank Group (emissões per capita de CO₂, 1960–2013).

Sobre os Dados

Os dados explorados pertencem ao Sistema de Estimativas de Emissões e Remoções de Gases de Efeito Estufa, o SEEG, o qual é uma aplicação do Observatório do Clima (OC) que apresenta estimativas anuais detalhadas das emissões nos principais setores responsáveis pela poluição climática no país.

12

Variáveis Principais

454.850

Registros entre 1970 e 2019

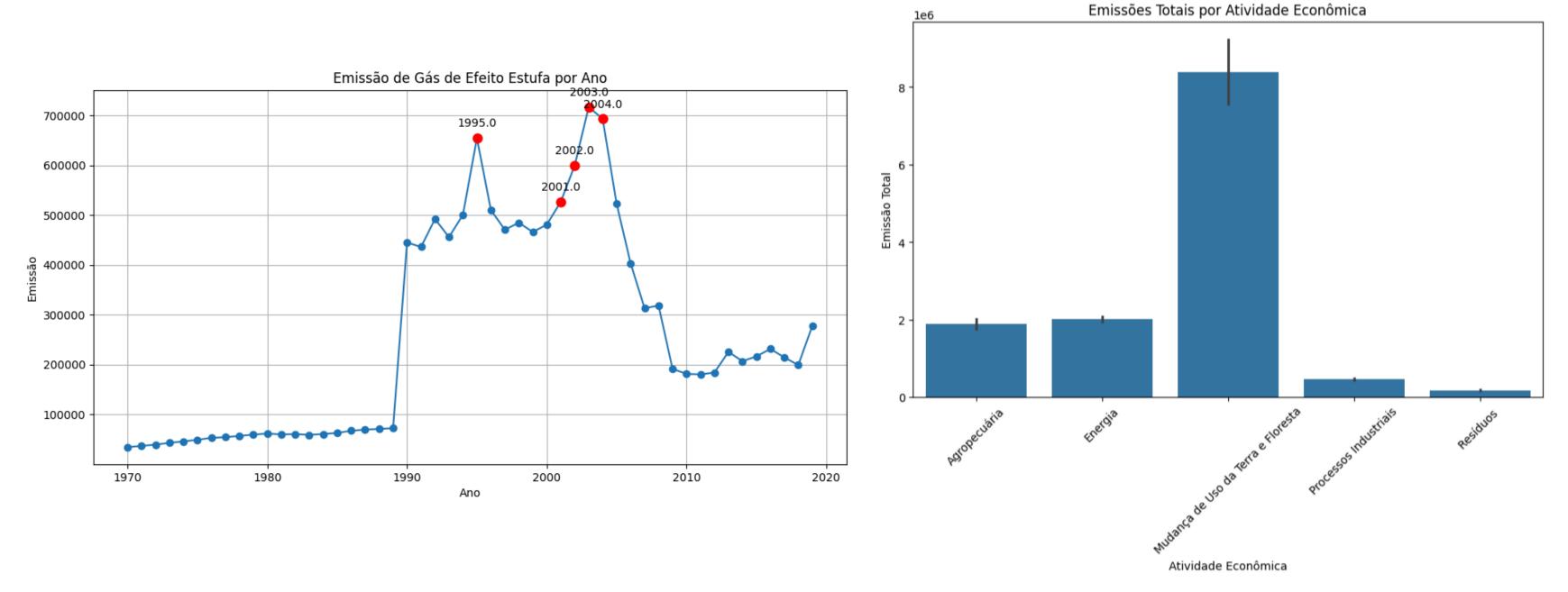
O conjunto de dados possui campos, como:

- "ano" (ano de coleta dos dados);
- "nivel_1" a "nivel_6" (classificações hierárquicas das emissões setoriais);
- "tipo_emissao" (tipo de emissão de GEE);
 "gas" (gás emitido, como CO₂, CH₄, N₂);
- "atividade_economica" (setores responsáveis pelas emissões);
- "produto" (produto resultante da atividade econômica);
- "emissao" (volume de GEE emitido, em toneladas).

Pipeline do Projeto



Análise Exploratória



Os gráficos mostram que as emissões de GEE atingiram seu pico entre 2001 e 2004, seguidas por uma redução significativa nos anos posteriores. No entanto, houve um aumento modesto, mas relevante, entre 2019 e 2020. A análise também aponta que a principal atividade responsável pelas emissões é a mudança no uso da terra e florestas, que inclui desmatamento, queimadas e conversão de áreas naturais em pastagens ou agricultura, destacando sua influência crítica nos estoques de carbono e no total de emissões.

Modelos de ML

Modelo	Vantagens	Limitações
ARIMA	Captura padrões lineares e estacionariedade.	Dificuldade com padrões não lineares ou séries com sazonalidade.
Prophet	Simples de ajustar; robusto para sazonalidade e tendências não lineares.	Menos eficaz para séries sem sazonalidade clara.
Holt	Melhor para tendências suaves e estáveis.	Não considera sazonalidade; limitado para variações abruptas.

01

ARIMA

- Descrição: Modelo autorregressivo que captura padrões lineares de séries temporais.
- Impacto esperado: Identificação de tendências passadas e previsões estáveis para séries estacionárias.

02

Prophet

- Descrição: Modelo aditivo que lida com sazonalidades e tendências de longo prazo.
- Impacto esperado: Projeções adaptáveis a séries com variações não lineares.

03

Suavização de Holt

- Descrição: Suavização exponencial que considera níveis e tendências.
- Impacto esperado: Melhor desempenho para séries com crescimento linear moderado.

Resultados

Os resultados obtidos com os modelos testados apontam para diferenças significativas na capacidade de cada abordagem de capturar tendências nas séries temporais de emissões de GEE. Abaixo as métricas de cada modelo:

Modelo	Desempenho (Métricas)
ARIMA	 MAE: 150.998 RMSE: 592.937 R²: -0,04
Prophet	MAE: 13.567RMSE: 4.486MAPE: 0,52%
Holt	MAE: 5.694RMSE: 8.091MAPE: 0,2%

ARIMA

O ARIMA teve baixo desempenho, com métricas altas e R² negativo, não conseguindo capturar bem as tendências.

Prophet

O Prophet previu uma tendência de queda nas emissões, possivelmente refletindo avanços em políticas ambientais ou mudanças estruturais nos setores emissores. Embora tenha mostrado uma previsão de redução, não foi o mais preciso em termos de captura de padrões de emissões ao longo do tempo.

Suavização de Holt

A Suavização de Holt teve o melhor desempenho, prevendo um aumento lento nas emissões, provavelmente devido à recuperação econômica, e capturando melhor os padrões.

Conclusões

O projeto identificou o setor de Mudança de Uso da Terra e Florestas como principal emissor de GEE no Brasil.

Apesar das limitações, os resultados forneceram uma base para estratégias alinhadas aos ODS, com potencial para melhorias usando dados mais recentes e modelos avançados.

O setor de Mudança de Uso da Terra é o maior responsável pelas emissões.

O modelo de Holt mostrou maior precisão para dados com tendências suaves.

ARIMA apresentou limitações em capturar padrões complexos.

<u>Propostas de Ação:</u>

- Governo: Expandir políticas de controle ao desmatamento e investir em energias renováveis.
- Empresas: Incentivar práticas de baixa emissão e tecnologias limpas.

<u>Trabalhos Futuros:</u>

- Explorar modelos mais robustos (redes neurais, híbridos).
- Atualizar as análises com dados recentes e novas variáveis socioeconômicas.



Obrigada!



